密集追踪成对数据分析的模型建构探索*

肖 悦[1] 刘红云[2] 徐永泽[3]

([1] 华东师范大学教育心理学系, 上海 200062)

([2] 北京师范大学心理学部, 应用实验心理北京市重点实验室, 心理学国家级实验教学示范中心(北京师范大学), 北京 100875)

([3] 北京师范大学珠海校区文理学院心理系, 珠海 519085)

摘 要 成对研究以具有相互作用的两名个体为基本单元, 广泛用于心理学领域涉及人际交互的研究中。它与密集追踪设计的结合有助于探究人际互动过程中个体行为与人际效应的动态变化, 但目前尚缺乏能有效结合密集追踪数据特点以回答成对研究关心问题的统计方法。本研究拟通过模拟和实证研究, 基于动态结构方程模型(Dynamic Structural Equation Modeling, DSEM)框架, 探究三种人际互动模式(双人交互, 一人与多人交互, 多人两两交互)下密集追踪成对数据分析的统计模型的建构、拓展和应用, 推动心理学研究更深入、科学地描述和解释人际交互情境中个体行为的动态发展过程及人际效应。

关键词 密集追踪数据, 成对研究设计, 模型建构, 动态结构方程模型

分类号 B841

1 研究背景

社会与行为科学研究, 尤其是心理学研究, 关注的许多现象往往发生在两人或多人互动的社会背景下, 例如亲密关系、人际知觉与判断等。探讨与人际互动有关的现象, 理解个体之间的交互行为及相互影响关系, 是社会与行为科学研究关注的重要问题之一(Cook, 2001)。人际交互的基础是处于成对关系(dyadic relationship)中的两名个体(如夫妻、兄弟、朋友)之间的相互作用。成对研究正是以彼此之间相互作用的两名个体, 即二元组(dyad), 作为基本的数据分析单元, 为探讨人际情境中个体的行为表现以及个体之间的人际影响等问题提供有力证据(Kenny et al., 2006)。

由于人际关系具有随时间变化的特性, 一些研究者开始关注追踪成对研究。传统追踪设计与成对研究的结合允许研究者观察到人际互动的长期过程, 探究个体之间随着时间的相

收稿日期：2024-01-03

* 国家自然科学基金青年科学基金项目(32300938)资助。

通信作者：徐永泽, Email: yzxu@bnu.edu.cn

互影响(Brinberg et al., 2022; Iida et al., 2023)。但由于测量间隔长、次数少，传统追踪成对研究难以描述人际交互过程在短期内的动态变化，也难以解释同伴行为对个体产生的持续性影响。近年来兴起的密集追踪设计为这一问题提供了可能的解决方案。测量间隔短、频次高的密集追踪设计与成对研究的结合能实现对人际互动过程更精细的测量，允许研究者进一步探究其中个体内部心理状态和行为的动态变化及人际影响，并分析这些变化和影响关系在不同个体以及不同成对关系之间的差异及影响因素(Bolger & Laurenceau, 2013; Laurenceau & Bolger, 2012)。

然而，密集追踪成对数据(intensive longitudinal dyadic data)对统计分析模型提出了很大挑战(Gistelinck & Loeys, 2019; Savord et al., 2023)。一方面，成对数据中二元组内个体在测量变量上往往不独立，难以直接应用现有的基于独立个体的密集追踪数据分析方法，如动态结构方程模型(Dynamic Structural Equation Modeling, DSEM; Asparouhov et al., 2018)。另一方面，传统追踪成对数据的分析方法不适用于密集追踪数据。在密集追踪设计中，个体在短期内接受多次重复测量，研究者感兴趣的往往是个体内水平的变化及其个体间差异，同时需要考虑当前测量受到先前测量的影响，即“延续效应”(carry-over)，还有测量间隔不等、不同个体的测量时间不同等问题(刘源 等, 2022; 吴凡, 胡月琴, 2023)。而现有的追踪成对数据分析方法难以兼顾个体之间的非独立性、时间维度上的延续效应与个体间和个体内信息的分离，也难以处理测量时间间隔不等、数据缺失等问题(Savord et al., 2023)，且当测量次数多时还可能存在参数估计问题(Asparouhov & Muthén, 2016)。此外，早期的对二元组成员分数做平均或对组成员分别建模的做法(Planalp et al., 2017)可能错误表征或忽略个体之间的依赖关系，难以回答处于成对关系的个体之间相互影响的问题，而这正是成对研究的重要目标之一(Cook & Kenny, 2005)。

综上，密集追踪成对研究对于推动心理学研究问题的深入大有益处，能够从动态发展的视角探究个体之间的人际互动特点及相互影响关系，从而为人类的心理健康发展提供更有效的证据与建议。但是，更复杂的数据对统计方法提出了更高的要求。现有的分析方法难以直接用于密集追踪成对数据，极大地限制了密集追踪成对研究在心理学领域的推广和应用。因此，如何在不同成对设计下充分分析密集追踪数据，科学、合理地解释不同人际互动情境下个体行为与人际影响的动态变化，是目前亟待解决的问题。

2 国内外研究现状

对于不同的人际交互情境，模型建构需要考虑的个体间依赖性有所区别。下面先介绍横

断研究中常见的三类成对设计，再简述密集追踪成对设计的优势与数据分析面临的挑战，接着对三类设计下典型统计建模方法的发展现状进行回顾，最后简述密集追踪数据分析方法应关注的时间趋势问题及其处理思路。

2.1 常用的三类成对研究设计

根据所关注社会互动情境的不同，成对研究有三种常用设计(Kenny & Winquist, 2001)：标准成对设计、“一与多” (one-with-many, OWM)设计和社会关系模型(Social Relations Model, SRM)设计。三类设计的基本结构如图 1 所示，大写字母表示个体，箭头方向表示人际互动关系，X 表示数据点，标明了数据的提供者与相应的人际互动对象。

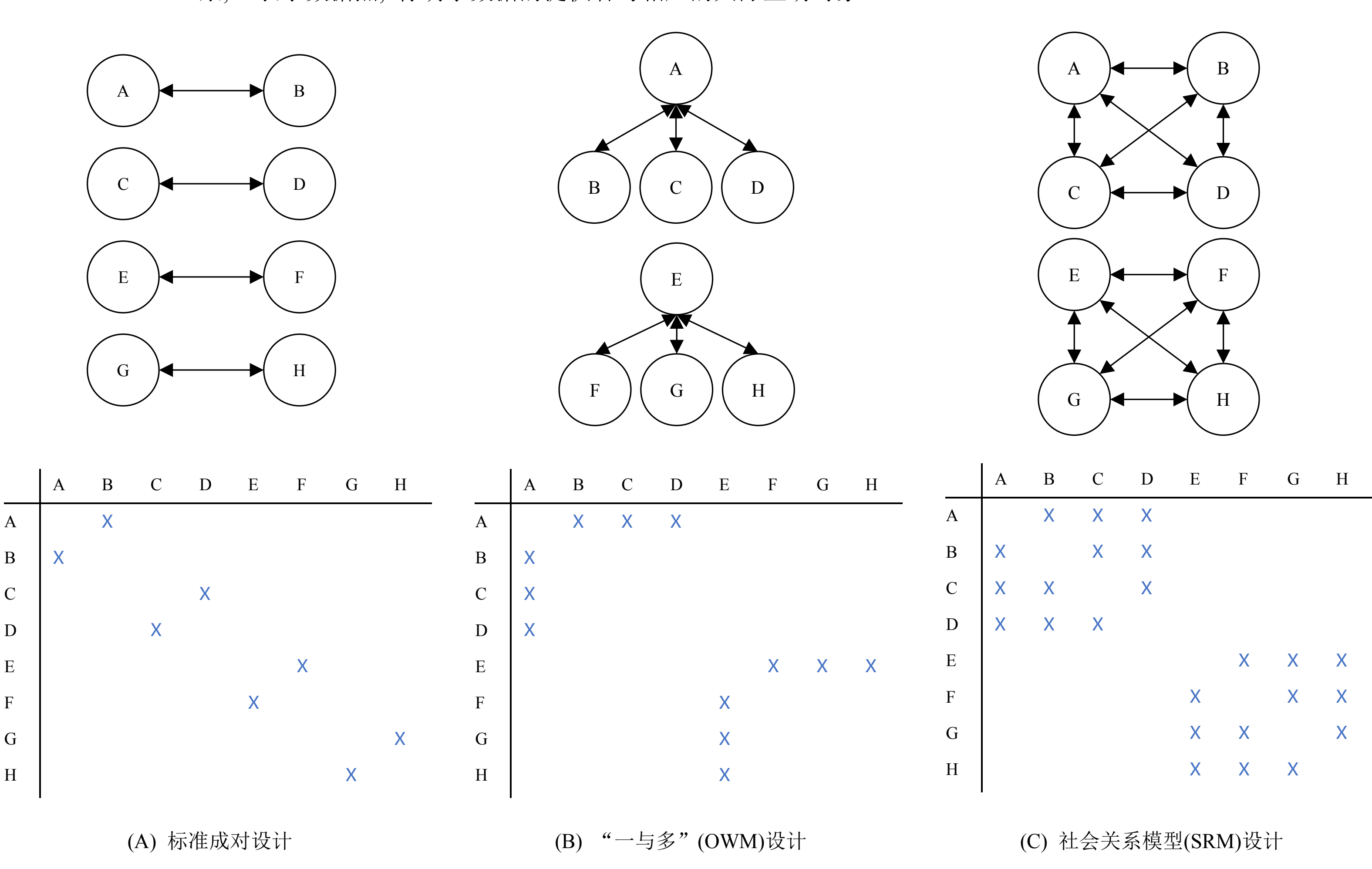


图 1　常见的三种成对设计(资料来源: Brinberg et al., 2022)

标准成对设计在成对研究中的应用最为广泛(Kenny et al., 2006)。如图 1(A)所示，每名个体仅与另一名同伴具有成对关系，形成二元组，对所有个体测量相同的一个(或多个)变量。处理标准成对数据最流行的方法是主客体互依模型(Actor-Partner Interdependence Model, APIM; Kenny, 1996)，用于回答双人互动情境中，个体行为受到来自自身和同伴在相同(或不同)变量上的影响程度的研究问题。

在“一与多”设计中，每个群组内包含一名目标人物(focal person；如图 1(B)中的个体 A 和 E)和多名同伴者(如图 1(B)中的个体 B、C、D 和 F、G、H)，目标人物与每个同伴者分别具有成对关系，形成多个二元组，但同伴者之间不相关。例如治疗师与不同来访者的关系。一般要求目标人物和同伴者对对方在相同变量上做出人际评价或判断。对应的分析方法是“一与多”模型(Kenny & Winquist, 2001)，探究目标人物做出(或获得)评价的一致性，以及目标人物与不同同伴者的关系之间、不同目标人物之间的差异。

在社会关系模型(SRM)设计中，每个个体同时与其他多人具有成对关系。典型的 SRM 设计是循环设计(round-robin design)，即各组内每个成员与其他所有成员都有互动关系，并对彼此做出人际评价或判断，因此每个群组包含多个二元组。图 1(C)呈现的就是一个循环设计。SRM 设计常用于三人以上的家庭、工作组织、合作学习小组等团体情境。这类设计下典型的数据分析方法是社会关系模型(Kenny et al., 2006)，可以探讨多人群组内个体层面做出(或获得)评价的一致性，两两个体之间的关系特点，以及群组层面的行为特点。

综上，成对数据中每个测量分数总是直接涉及两个个体，其中生成数据点的个体被称为主体或行动者(actor)，另一个个体则被称为客体或同伴者(partner)。严格意义上的完整成对设计中，每个个体都同时是主体和客体。同一二元组内两名成员的观测分数往往是不独立的。

2.2 密集追踪成对设计下的数据分析难点

为了探究人际交互随时间变化的过程，研究者开始关注追踪设计与成对研究的结合，即对双人互动的二元组、“一与多”组合或多人互动群组进行重复测量。而随着数据收集手段的进步，密集追踪设计进入了研究者的视野并迅速获得青睐。将密集追踪设计应用于成对研究能够捕捉到短期内人际互动过程中个体行为、知觉、心理状态的详细变化，有助于推进心理学研究的深入，从个体内、二元组内水平的动态视角回答一些新的研究问题。

以标准成对设计下的一个二元组(A,B)为例，图 2 展现了该二元组在 T 个密集追踪时间点的一阶动态关系。图中二元组内成员每次测量的分数可能受到其自身以及同伴者在前一时刻(相同或不同变量)水平的动态影响，在考虑了这些影响后，组成员之间还可能存在同期相关。另外，二元组内成员之间的动态影响和同期相关，可能随着时间发展而变化；对于不同个体、不同二元组，这些效应也可能存在差异。因此，基于密集追踪成对数据，研究者可以从二元组内水平探究个体间人际影响的动态变化，从个体内水平探究个人行为的动态变化，以及这些变化过程、人际影响的二元组间差异和个体间差异(e.g., Bolger & Laurenceau, 2013; Brinberg et al., 2022; Laurenceau & Bolger, 2012; Savord et al., 2023)。

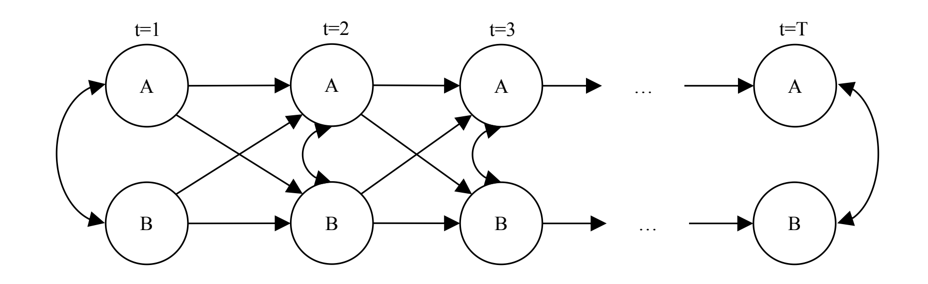


图 2　密集追踪标准成对设计下，二元组(A,B)的一阶动态关系示意图

综上，密集追踪成对数据中同时存在成对个体之间、重复测量之间双重来源的非独立性。对于“一对多”或者多人互动的情境，个体具有不止一个同伴者，具有互动关系的群组内个体之间的依赖关系将更为复杂。可想而知，在考虑这些非独立性的基础上探究动态的人际交互过程，同时需要适配密集追踪研究中测量间隔不均、测量时间点不同等特点，势必需要包含许多随机参数的复杂模型，模型的建构与参数估计都将是很大的挑战。

随着研究者对追踪成对研究设计的关注，这一领域的数据分析方法也在不断发展。下面将简述三种成对设计下，用于探究人际影响或效应的典型横断数据分析模型及其在追踪情境中的拓展。

2.3　标准成对设计中的主客体互依模型及其拓展

主客体互依模型(APIM; Kenny, 1996)是标准成对设计下最常用的分析方法(见：何娟 等, 2018；李育辉，黄飞, 2010；刘畅，伍新春, 2017)，在横断研究中可以很好地回答关于二元组内成员的行为受到自身及同伴者影响的研究问题(Cook & Kenny, 2005; Ledermann & Kenny, 2017)。简言之，该模型将个体受到的影响分解为主体效应(actor effect；也称行动者效应，即个体自身预测变量对结果变量的影响)和客体效应(partner effect；也称同伴者效应，即同伴者的预测变量对于个体结果变量的影响)。

在传统追踪设计下的成对研究中, APIM 稍加调整就可以直接用于测量次数少的单变量情境，模型形式与自回归交叉滞后模型基本一致。对于多变量的追踪成对研究，研究者基于 APIM 提出了两个拓展模型：纵向主客体互依模型(L-APIM; Gistelinck & Loeys, 2019)和滞后依赖主客体互依模型(lagged-dependent APIM, LD-APIM; Gistelinck & Loeys, 2020)。二者在描述两名个体的不同变量之间的同期影响的同时，通过对残差协方差矩阵或对观测分数设定一阶自回归结构来解释重复测量之间的非独立性。但是，它们均假定个体及变量之间(以及个体内部)的影响关系不随时间变化，也不随个体变化，无法探究个体内动态变化和个体间差异的问题，并且要求所有人的测量时间一致以及测量间隔相等，不适用于密集追踪成对数

据。

近年来，针对独立个体的密集追踪数据，研究者提出了新的分析方法。其中，动态结构方程模型(DSEM)整合了多层线性模型、结构方程模型以及时间序列分析三类模型，使用灵活的贝叶斯方法实现其复杂参数估计，同时采用卡尔曼滤波方法处理缺失数据，以解决测量时间不同、测量间隔不等的问题，非常适合分析密集追踪数据中的动态变化过程(Asparouhov et al., 2018; Hamaker et al., 2018; McNeish & Hamaker, 2020)。有关于 DSEM 的更多介绍，也可以参见刘源等人(2022)、罗晓慧和刘红云(2024)、吴凡和胡月琴(2023)的文章，以及方杰和温忠麟(2023)的专著。Savord 等人(2023)将 L-APIM 拓展到 DSEM 框架中，将二元组内两名成员视为两个相互关联的变量，构建二者之间在相同和不同变量上的自回归和交叉滞后关系，以描述各自行为随时间的动态变化，解释个体间、变量间以及不同个体在不同变量间的相互影响关系，后文将该模型简称为 APIM-DSEM。

当对多个二元组多次重复测量两个不同的变量 x 和 y 时，APIM-DSEM 的模型如图 3 所示。

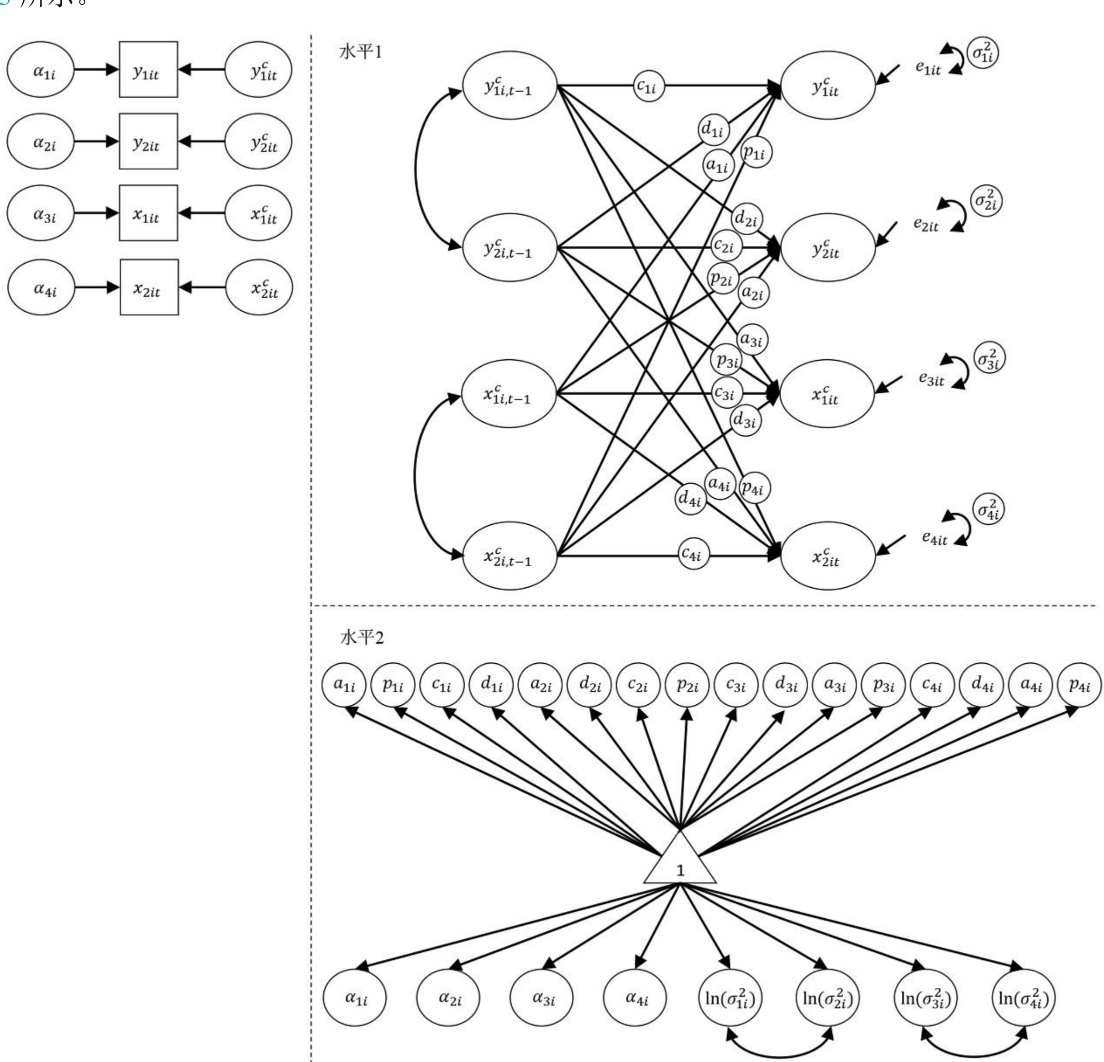


图 3　APIM-DSEM 示意图

模型公式可表示为如下形式:

$$\begin{cases} y_{1it} = \alpha_{1i} + c_{1i} y^{c}_{1i,t-1} + d_{1i} y^{c}_{2i,t-1} + \\ y_{2it} = \alpha_{2i} + c_{2i} y^{c}_{2i,t-1} + d_{2i} y^{c}_{1i,t-1} + \\ x_{1it} = \alpha_{3i} + c_{3i} x^{c}_{1i,t-1} + d_{3i} x^{c}_{2i,t-1} + \\ x_{2it} = \alpha_{4i} + c_{4i} x^{c}_{2i,t-1} + d_{4i} x^{c}_{1i,t-1} + \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} e_{1it} \\ e_{2it} \\ e_{3it} \\ e_{4it} \end{bmatrix} \sim N\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \sigma^2_{1i} & & & \\ & \sigma^2_{2i} & & \\ & & \sigma^2_{3i} & \\ & & & \sigma^2_{4i} \end{bmatrix}\right) \quad (2)$$

其中，y_{1it} 和 x_{1it} 分别表示二元组 i 的第一个成员在时间点 t 上两个变量的观测值，y_{2it} 和 x_{2it} 则是第二个成员的相应观测值，上标 c 表示相应变量经过潜在个体均值中心化后形成的变量，$\alpha_{1i} \sim \alpha_{4i}$ 即为相应个体在相应变量的潜在个体均值，也即，$y^{c}_{1i,t-1} = y_{1it} - \alpha_{1i}$，$y^{c}_{2i,t-1} = y_{2it} - \alpha_{2i}$，以此类推；$c_{1i} \sim c_{4i}$ 表示个体在同一变量上的一阶自回归效应(即相同变量前一时间点对后一时间点的影响)，$a_{1i} \sim a_{4i}$ 是个体的预测变量对其结果变量的交叉滞后效应(即前一时间点一个变量对后一时间点另一变量的影响)，这两类效应都发生在同一主体内部，都属于主体效应或个体内效应；$d_{1i} \sim d_{4i}$ 是同伴者对个体在同一变量上产生的自回归效应，$p_{1i} \sim p_{4i}$ 是同伴者的预测变量对个体结果变量的交叉滞后效应，均属于客体效应，即二元组内的人际影响。所有的参数，包括截距项、变量之间的影响系数，以及残差方差 $\sigma^2_{1i} \sim \sigma^2_{4i}$ 均包含下标 i，表示设定其为随机变量，即允许参数在不同二元组之间变化。并且，两个组成员在同一变量上残差方差的随机效应(u_{1i} 与 u_{2i}，u_{3i} 与 u_{4i})之间允许存在相关，以解释组内成员的非独立性，即:

$$\begin{cases} \sigma_{1i}^{2} = exp(\omega_1 + u_{1i}) \\ \sigma_{2i}^{2} = exp(\omega_2 + u_{2i}) \\ \sigma_{3i}^{2} = exp(\omega_3 + u_{3i}) \\ \sigma_{4i}^{2} = exp(\omega_4 + u_{4i}) \end{cases} \tag{3}$$

$$\begin{bmatrix} u_{1i} \\ u_{2i} \\ u_{3i} \\ u_{4i} \end{bmatrix} \sim N\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \tau_{11} & & & \\ \tau_{21} & \tau_{22} & & \\ & & \tau_{33} & \\ & & \tau_{43} & \tau_{44} \end{bmatrix}\right) \tag{4}$$

其他随机系数的公式与一般的多水平模型中的随机系数设定一致，在这里不一一列出。

但是, APIM-DSEM 存在以下两点局限。首先，该模型没有充分利用数据中有关二元组内成员之间依赖性的信息。APIM-DSEM 直接在二元组间水平上设定所有二元组内成员的随机残差方差之间存在固定的协方差，没有在个体层面考虑组成员之间的残差相关，无法直接解释成对个体之间的相互依赖性及其个体特异性。其次，该模型依托于 DSEM，假设变量的动态变化整体上是一个平稳过程(stationarity)。但这一假设在实际中常常无法满足，追踪研究中最常见的时间趋势就是一个非平稳性来源。平稳性假设的违背可能导致参数估计产生较大偏差，影响对变量间关系的解释(Asparouhov et al., 2018)。

综上，在标准成对设计下，从横断研究、传统追踪研究，再发展到密集追踪研究, APIM 是分析人际影响的主流模型和系列拓展模型的基础。但密集追踪情境下的最新拓展模型 APIM-DSEM 依然存在一些局限。如何更准确、合理地探究双人成对设计下二元组内人际交互的动态过程及其组间差异，并考虑可能存在的发展趋势，还有待进一步探讨。

2.4 “一与多”模型及其在追踪数据中的拓展

“一与多” (OWM)模型(Kenny et al., 2006; Kenny & Winquist, 2001)是针对横断研究中的 OWM 设计提出的数据分析方法，用于探究目标人物和多个同伴者之间形成的多重成对关系，描述目标人物的人际行为特征、目标人物和/或同伴者的特征对于二者结果变量的影响，以及不同同伴者(或成对关系)之间、不同目标人物之间的差异(Kenny et al., 2006)。由于每个目标人物与多个同伴者形成的多个二元组嵌套于该目标人物, OWM 模型是一个两水平模型，目前只用于单个结果变量的情境。

对于传统追踪情境下的 OWM 设计, Brinberg 等人(2022)将传统两水平 OWM 模型扩展为三水平模型，通过在原有模型上增加时间水平来解释这种“一与多”互动过程随着时间的变化，检验不同的目标人物与他人互动过程的差异。但是，三水平 OWM 模型不适用于密集

追踪情境。从根本上看，它只是一个多层线性模型，无法探究变量的动态变化及其影响因素与个体间差异，而这正是密集追踪设计关注的核心问题和密集追踪数据的优势所在。

因此，在“一与多”设计的密集追踪情境下，还没有合适的方法能有效结合数据的特点和优势以探究目标人物的多重人际关系的动态发展过程。

2.5 社会关系模型及其在追踪数据中的拓展

社会关系模型(SRM)是横断研究中 SRM 设计下的典型分析模型，起源于社会心理学对人际互动数据的研究(Warner et al., 1979)，用于描述多人群组内两两互动的个体行为中来自个体、关系以及群组层面的人际效应(Kenny, 1994; Kenny et al., 2006)。简言之, SRM 将每个分数(个体对他人的人际评价或判断)分解为：行动者对他人评价的一般水平(感知者效应或行为者效应)，同伴者获得评价的一般水平(目标者效应或同伴者效应)，双方之间关系的独特部分(关系效应)，以及群组行为的平均水平(群组效应)。

对于追踪情境下的 SRM 设计数据，研究者早期先是对每个时间点分别应用 SRM 建模，再使用差异检验或标准纵向模型分析各层面人际效应随时间的变化情况(如 Gill & Swartz, 2007; van Zalk & Denissen, 2015)。之后, Nestler 等人(2017)提出了社会关系增长模型(Social Relation Growth Model, SRGM)，将个体提供的多次人际评价分数建模为时间的线性函数，再将发展趋势中的截距和斜率分解为不同层面的人际效应，从而描述初始水平和发展速率中个体、关系和群组层面的效应。这些方法都仅能应用于测量次数较少的传统追踪设计，且无法探讨多人互动中个体行为或人际效应的动态发展过程，不适用于密集追踪情境。

Nestler 等人(2022)基于 SRM 与结构方程模型相结合的方法(简称 SR-SEM; Nestler et al., 2020)建构了自回归 SR-SEM，用于回答追踪 SRM 数据中个体层面感知者效应与目标者效应的动态变化与相互作用，以及二元组层面关系效应的动态变化及相互作用的研究问题。但该模型假定效应的变化过程对所有二元组是相同的，没有彻底分离组内和组间、个体内和个体间的信息。此外，该方法的自回归设定要求重复测量间隔相等，难以适用于测量间隔更加灵活的密集追踪情境。

综上, SRM 在追踪情境下的拓展难以应用于密集追踪情境，无法回答密集追踪情境下最关注的个体内水平、关系内水平的动态变化过程以及个体间、关系间乃至群组间差异的问题，混淆了个体内与个体间、组内与组间的信息。

2.6 密集追踪数据分析中的时间趋势问题及其处理思路

目前主流的用于处理独立个体密集追踪数据的新方法 DSEM 纳入了时间序列的建模思想，变量的自回归过程需要满足平稳性(stationarity)假设，即变量的均值、方差以及自相关都

不会随着时间发生系统性变化。当数据中同时存在发展趋势和动态变化过程时，需要考虑对原始数据去趋势(detrending)处理(如 Asparouhov et al., 2018; 郑舒方 等, 2021)，否则模型的参数估计将产生较大偏差，进而影响对变量间关系的推断。

在 DSEM 框架下，去趋势有两种处理方式：一是在描述变量自身以及变量之间影响关系的同时，将时间作为协变量加入模型以控制时间效应，简称 DSEM 去趋势方法；二是 DSEM 变式——残差动态结构方程模型(Residual Dynamic Structural Equation Modeling, RDSEM; Asparouhov et al., 2018)，即从变量中剥离随时间的发展趋势后，对残差部分建构动态变化的模型，简称 RDSEM 去趋势方法。模拟研究结果显示，在观测时间间隔不等的条件下，后者表现更佳(Asparouhov & Muthén, 2020)。

本研究拟基于 DSEM 框架对密集追踪成对数据构建分析模型，同样需要满足平稳性假设，因此去趋势是一个不可忽略的问题。针对独立个体研究提出的 DSEM 去趋势方法和 RDSEM 去趋势方法是否适用于成对数据研究，两者是否存在差异，以及如何对 OWM 和 SRM 设计下的密集数据分析模型做去趋势处理，是本研究为实现更科学、有效的密集追踪成对数据分析所做的积极探索。

3 问题提出

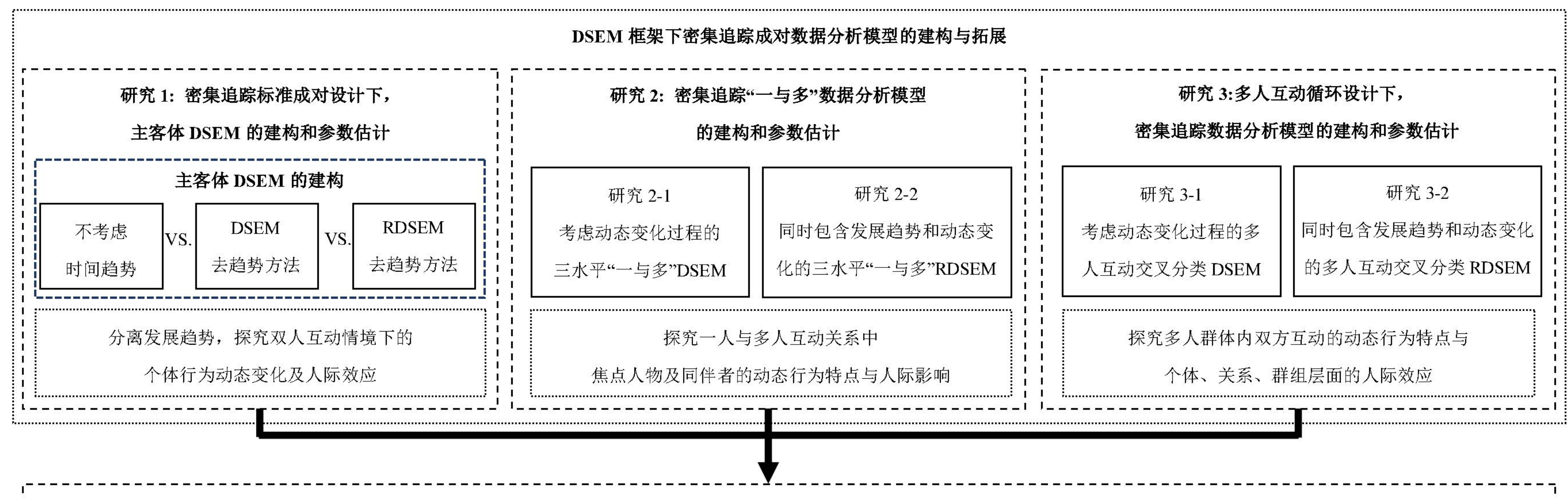
根据密集追踪成对数据分析方法的研究现状可以发现，国际上该领域的研究处于起步阶段，国内心理学界的相关研究尚属空白，极大地限制了该领域的实证分析与理论发展。以往研究的主要问题具体体现在以下两个方面：

首先，缺少能充分结合密集追踪数据特点回答 OWM 以及 SRM 设计所关注研究问题的统计分析模型。仅在标准成对设计下，近期有研究者将纵向 APIM 拓展到 DSEM 框架，以描述密集追踪情境下双人互动中的个体行为动态变化与人际影响，但对于个体间依赖关系的考虑尚不充分。在 OWM 和 SRM 设计下，成对关系更加复杂，个体之间、关系之间可能存在的相互依赖都增加了分析难度。而传统追踪设计下对 OWM 模型或 SRM 的拓展无法应用于密集追踪情境，无法结合数据的优势回答有关人际关系动态变化发展的研究问题。

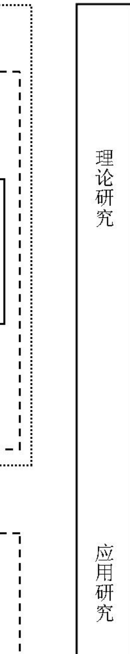
其次，对于如何进行去趋势处理以满足 DSEM 的平稳性假设，使得密集追踪成对数据分析模型能够适用于更广泛的情境，尚未形成科学的方法范式。尽管 APIM-DSEM 可以分析双人互动的密集追踪成对数据，但是该模型未考虑数据可能违背平稳性假设的情况，而发展趋势在很多追踪情境中难以避免。若考虑在更多成对设计下基于 DSEM 框架构建合适的密集追踪数据分析模型，也必须解决去趋势的问题。

4 研究构想

本研究致力于探讨在密集追踪情境下，如何科学、合理地解释不同人际互动过程中个体行为及人际效应的动态变化这一核心问题，重点关注标准成对设计、“一与多”设计、社会关系模型设计中较为典型的循环设计，以DSEM建模框架为基础，围绕密集追踪成对数据的统计模型建构进行系统研究，并解决模型对时间趋势假设的限制问题。整体上采用理论研究与应用研究相结合的方法，研究内容框架如图 4 所示。



DSEM 框架下密集追踪成对数据分析模型的建构与拓展
研究 1：密集追踪标准成对设计下，
主客体 DSEM 的建构和参数估计
主客体 DSEM 的建构
不考虑
时间趋势
VS.
DSEM
去趋势方法
VS.
RDSEM
去趋势方法
分离发展趋势，探究双人互动情境下的
个体行为动态变化及人际效应
研究 2：密集追踪“一与多”数据分析模型
的建构和参数估计
研究 2-1
考虑动态变化过程的
三水平“一与多”DSEM
研究 2-2
同时包含发展趋势和动态变
化的三水平“一与多”RDSEM
探究一人与多人互动关系中
焦点人物及同伴者的动态行为特点与人际影响
研究 3:多人互动循环设计下，
密集追踪数据分析模型的建构和参数估计
研究 3-1
考虑动态变化过程的多
人互动交叉分类 DSEM
研究 3-2
同时包含发展趋势和动态变化
的多人互动交叉分类 RDSEM
探究多人群体内双方互动的动态行为特点与
个体、关系、群组层面的人际效应
研究 4：密集追踪成对数据动态模型的应用研究
案例 1：新冠疫情期间青年夫妻的伴侣控制行为与对感染疫情担忧程度的动态变化及关联——主客体 DSEM 的应用(两种去趋势方法的比较)
案例 2：心理咨询过程中咨访双方工作同盟的动态变化及内在关联——三水平“一与多”DSEM/RDSEM 的应用
案例 3：大学生学习小组在合作过程中的人际知觉动态变化及其中的人际影响——多人互动交叉分类 DSEM/RDSEM 的应用



理论研究
应用研究

图 4　研究内容框架图

研究 1~3 采用的是理论推导与模拟研究的手段, 在三种成对设计下建构相应的数据分析模型。研究 4 则基于实证数据, 展现所构建方法在实际应用中的合理性和可行性。

4.1 研究 1：密集追踪标准成对设计下，主客体 DSEM 的建构与参数估计

研究 1 重点探讨在标准成对设计的密集追踪情境下, 如何建构能充分结合成对数据特点, 合理描述双人互动的动态过程, 并考虑行为自身发展趋势的方法。主要思路是在 APIM-DSEM 的基础上, 重新构建二元组成员之间的残差协方差结构, 将其设定为二元组内水平的随机系数, 以考虑每对二元组内成员之间依赖关系的特异性, 同时在模型中做去趋势处理, 拟将新构建的模型称为主客体 DSEM (Actor-Partner DSEM)。根据 DSEM 框架下去趋势的思路, 将建构两个模型: (1)在模型中纳入时间作为预测变量, 同时构建个体内部以及二元组成员间的动态影响; (2)使用残差动态结构方程模型(RDSEM)方法, 在分离发展趋势后的残差水平上建模二元组成员的动态变化过程。采用蒙特卡洛模拟研究, 验证两个模型的参数估计有效性, 并对比找到更优的去趋势模型。

拟考虑的模拟因素包括: (a)人际交互过程中个体行为的增长趋势, 即模型中时间因子的斜率系数; (b)成对互动模式, 即客体效应(个体间效应)与主体效应(个体内效应)的比值; (c)重复测量次数; (d)样本量。鉴于两种去趋势方法对于时间趋势如何影响变量具有不同的假设, 在每种条件下, 分别基于两种去趋势的主客体 DSEM 生成存在不同趋势的真实数据, 同时基于重构协方差结构但未纳入时间趋势的 APIM-DSEM 生成不存在时间趋势的模拟数据。对于每种数据生成条件, 重复 500 次。采用所构建的两种去趋势的主客体 DSEM, 以及重构协方差结构但未纳入时间趋势的 APIM-DSEM(作为基线模型, 用于对比显示未考虑时间趋势的估计情况)分别进行数据分析。从模型拟合和参数估计两方面进行模型比较。拟采用信息标准(如 DIC)作为模型拟合的评价指标, 从估计偏差、误差均方根、置信区间覆盖率三方面评价参数估计精度。鉴于密集追踪研究主要关心的是变量在短时间内的动态变化及变量之间的影响关系, 拟重点考察个体内与个体间的自回归系数及交叉滞后系数的估计情况。根据结果选择实际应用中最合适的模型。

基于已有关于 DSEM 和 RDSEM 的对比研究(Asparouhov & Muthén, 2020), RDSEM 在测量时间间隔不等的情况下比 DSEM 更加稳健。本研究预期基于 RDSEM 去趋势的主客体 DSEM 将表现更优, 后续研究拟采用 RDSEM 框架进行去趋势处理。若结果与该预期相悖, 后续研究将调整所建构模型的去趋势处理方式, 不影响研究设计。

4.2 研究 2：基于 DSEM 框架，密集追踪“一与多”数据分析模型的建构与参数估计

研究 2 重点探讨在一人同时与多人具有多个成对关系的密集追踪“一与多”设计下, 如何

构建适合该类人际互动模式以及结合密集追踪数据特点的模型，以回答有关于目标人物的动态行为特点及其不同成对关系中的动态人际效应特点的研究问题。主要思路是参考三水平OWM 模型对传统追踪数据的建模思路(Brinberg et al., 2022)，结合 DSEM 框架，建构一个三水平“一与多”DSEM，之后在此基础上加入对时间趋势的处理，分别对应于两个子研究。

研究 2-1 在不考虑时间趋势的前提下探讨三水平“一与多”DSEM 的建构与参数估计。拟建构的模型中，第一水平为重复测量水平，第二和第三水平分别为同伴者和目标人物水平。考虑到模型设定复杂，拟在 R 软件中自编贝叶斯算法程序实现参数估计。采用模拟研究，设计不同的追踪条件以及“一与多”成对情境，检验模型的有效性和参数估计的可靠性。拟重点考虑以下模拟因素: (a) 目标人物个数; (b) 每个目标人物所对应的同伴者数量; (c) 目标人物的自回归效应; (d) 同伴者对目标人物的人际效应与目标人物对同伴者的人际效应之比; (e) 重复测量次数。主要考察模型的参数估计精度，评价指标同研究 1。

研究 2-2 将在三水平“一与多”模型中加入时间趋势的处理。拟结合研究 1 的预期，采用 RDSEM 去趋势方式，将拓展模型称为三水平“一与多”RDSEM，并编写贝叶斯估计算法。拟在不同模拟条件下考察三水平“一与多”RDSEM 的参数估计有效性，并将其与三水平“一与多”DSEM 的表现作对比。拟考虑的模拟条件包括: (a) 发展趋势; (b) 目标人物的自回归效应; (c) 同伴者对目标人物的人际效应与目标人物对同伴者的人际效应之比。参照研究 2-1 的模拟结果设定样本量(包括目标人物的数量及其对应的同伴者数量)和重复测量次数。基于三水平“一与多”RDSEM 与三水平“一与多”DSEM 分别生成模拟数据。模拟次数和模型比较方式同研究 1。

4.3 研究 3：基于 DSEM 框架，多人互动循环设计下，密集追踪数据分析模型的建构与参数估计

研究 3 重点关注循环设计下的密集追踪成对数据的分析模型建构，并将其拓展到同时存在发展趋势的复杂情境中。与研究 2 类似，研究 3 分为两个子研究。

研究 3-1 在不考虑时间趋势的前提下构建群组互动的密集追踪数据分析模型。拟采用交叉分类结构方程模型(cross-classified structural equation model, CC-SEM; Asparouhov & Muthén, 2016)的定义框架描述循环设计中同一群组内成对关系之间的交叉属性。简单来说，交叉分类结构方程模型适用于观测数据同时嵌套于两个不同的组变量中，而这两个组变量彼此之间不具有嵌套关系的情况。例如，学生既嵌套于学校，又嵌套于社区，而学校与社区之间并不相互嵌套(如 De Clercq et al., 2014; Dunn et al., 2015)，这样的数据也被称为交叉分类数据。对此，CC-SEM 将数据的变异分解为个体(水平 1)、学校(水平 2a)和社区(水平 2b)三

个水平的变异，其中学校水平与社区水平相互不具有嵌套关系，属于并行的结构。多人互动群组内每名个体都与其他所有个体分别具有成对关系，因此每名个体同时嵌套于多个二元组内，而二元组彼此之间不具有嵌套关系，因此可以考虑借鉴交叉分类结构方程模型的建模思路。但是，同一群组内的二元组之间并不相互独立，如何在交叉分类框架下考虑组变量之间的依赖关系，将是本研究重点攻克的难题之一。此外，采用 DSEM 的建模框架考虑重复测量之间的相互依赖性，参考自回归 SR-SEM 的思路，从理论上建构能解释多人互动中不同层面人际效应的动态变化过程及其个体间、关系间、群组间差异的统计分析模型——多人互动交叉分类 DSEM，并开发贝叶斯参数估计程序。拟考虑的模拟条件包括：(a) 感知者与目标者效应的自回归系数与交叉滞后系数；(b) 关系效应的自回归及交叉滞后系数；(c) 重复测量次数；(d) 群组数量。模拟次数与模型评价方式同研究 2-1。

研究 3-2 则是将多人互动交叉分类 DSEM 拓展到包含时间趋势的情境中。拟采用 RDSEM 去趋势的思路对模型进行拓展，并将拓展模型称为多人互动交叉分类 RDSEM，自编贝叶斯估计算法，采用模拟研究检验模型的可行性以及参数估计效果。拟考虑的模拟条件包括：(a) 各 SRM 效应的发展趋势(时间变量的斜率系数)；(b) 感知者与目标者效应的自回归系数与交叉滞后系数；(c) 关系效应的自回归系数及交叉滞后系数。参照研究 3-1 的模拟结果设定群组数量和重复测量次数。使用多人互动交叉分类 RDSEM 与多人互动交叉分类 DSEM 分别作为数据生成模型。对每个模拟数据集，分别采用多人互动交叉分类 RDSEM 与多人互动交叉分类 DSEM 进行参数估计。模拟次数与评价方式同研究 2-2。

4.4　研究 4：密集追踪成对数据动态模型的应用研究

研究 4 将结合心理学应用研究问题，基于实证数据，分别在三种密集追踪成对设计下应用本研究所开发的去趋势主客体 DSEM、三水平“一与多”DSEM/RDSEM、多人互动交叉分类 DSEM/RDSEM，说明模型应用的一般步骤、模型选择、结果解释等实际应用问题。

案例 1 拟采用 Savord 等人(2023)介绍 APIM-DSEM 时提供的实际案例数据，探究新冠疫情期间青年夫妻的伴侣控制行为与对感染疫情担忧程度的动态变化及关联。该数据包含 55 对美国青年异性夫妻在新冠疫情期间连续 21 天的每日日记追踪记录。在这 21 天内，研究者每天对被试重复测量 2 个变量：(1)个体对感染新冠病毒的担忧程度，采用 7 点 Likert 量表计分；(2)个体通过施压或说服的方式控制其伴侣遵循疫情健康指南的行为得分，原始问卷中包含 4 道 1~3 计分的题目，Savord 等人对该变量计算了一个合成分数，即 4 道题的平均分。拟采用研究一结论中具有更优去趋势方式的主客体 DSEM 进行分析，并将模型结果与 Savord 等人的结论进行对比。

案例 2 拟探究心理咨询过程中咨访双方工作同盟的动态变化及内在关联。工作同盟(working alliance)是心理咨询过程中咨询师与来访者之间形成的以合作和情感联结为核心的工作关系，对心理咨询的过程与效果至关重要，是心理咨询领域关注的重要研究主题之一(朱旭, 江光荣, 2011)。本研究拟采用合作团队收集的数据：在针对抑郁症状进行正念干预的 2 个月内，对于 50 名咨询师与每名咨询师固定的 4 名来访者(共 200 名来访者)，在每周两次的咨询结束后，采用工作同盟问卷简版修订版(WAI-SR; Hatcher & Gillaspy, 2006)，请咨询师和来访者各自评定二者间的工作同盟程度。WAI-SR 包含 12 个题目，采用 5 点 Likert 评分，分数越高表示同盟越好。分别采用三水平“一与多”DSEM/RDSEM 进行分析，选择最适合的模型并对结果做出解释。

案例 3 拟探究大学生学习小组在合作过程中的人际知觉动态变化及其中的人际影响。拟借助大学课堂教学场景，招募大学生被试，收集合作小组中成员之间对彼此团队合作情况的人际知觉数据。问卷内容拟采用 LeDoux 等人(2012)对于团队成员人际知觉影响的横断研究中使用的测量工具。拟招募 30 个小组，每个小组包含 4 人，追踪 15~20 次。分别应用多人互动交叉分类 DSEM/RDSEM 进行分析，选择合适的模型并解释结果。

5 模型建构与创新

随着心理学等社会与行为科学领域研究问题的深入，越来越多研究者开始关注人际交互场景下的一些现象与行为。这类背景下，个体之间在研究者所关心的变量上往往并不独立，而是在其所处的人际关系中具有相互作用，例如夫妻双方对于婚姻满意度、咨询师和来访者对咨访关系的评价等等。同时，人际影响往往会随着时间发生波动或变化。因此，密集追踪设计与成对研究的结合为进一步探索涉及人际互动的现象提供了重要的研究手段支持(Brinberg et al., 2022; Iida et al., 2023)。但是，相应收集到的数据由于同时包含个体之间和重复测量时间点之间的相互依赖关系而变得更为复杂，对统计分析方法提出了新的挑战。

对于涉及不同人际互动关系的密集追踪成对数据，如何针对各种互动情境的特点，深入探讨其中个体行为的动态变化以及具有互动关系的个体之间的相互影响，正是本研究所探讨的核心问题。本研究预期借助 DSEM 框架，针对“一与多”设计、多人两两互动的循环设计中人际交互的特点，考虑采用三水平或交叉分类模型框架的思路，分别开发合理的密集追踪数据分析模型，并对于 APIM-DSEM 做出改进，以更充分地考虑成对数据特征。同时，DSEM 框架下对时间趋势的处理是一个不可忽略的问题，而目前有关 DSEM 的方法研究中关于两种去趋势处理方式的讨论也较为匮乏。对此，本研究在三种成对设计下，向改进或提出的模

型中融入去趋势处理，并对其进行检验和比较。

本研究的创新之处主要体现在以下两方面。

一是理论模型发展的创新。本研究拟针对不同的密集追踪成对数据开发新模型以及模型的估计算法，可以为更深入系统地探讨成对关系中的人际互动过程提供新的统计工具，并且本研究首次关注成对设计下密集追踪数据分析的去趋势问题，这将进一步拓宽密集追踪成对数据的分析模型的应用范围，提高结果的准确性和结论的科学性。

二是实践应用的创新。本研究在发展理论模型的同时，拟探究模型的影响因素与模型比较等问题，并开发相应的软件包，为密集追踪成对研究的设计、数据收集、分析模型的选择与使用提供参考依据与软件基础；同时，基于心理学实证研究问题的案例中使用的方法与工具和所探讨的实际问题，都是心理学实践领域创新性的探索。

综上，本研究采用理论研究与实证研究相结合的手段，探讨不同成对设计下密集追踪数据分析模型的建构与拓展，为准确描述两人或多人群体之间的人际互动特点、人际影响机制、人际关系的动态变化过程提供必要的方法依据与技术支撑。研究结果将推动密集追踪成对设计在心理学研究中的应用，为深入挖掘密集追踪成对数据中的丰富信息、揭示复杂心理现象的本质提供新的视角。同时，本研究还将结合案例，为应用研究者提供不同成对设计下密集追踪数据分析模型的适用条件、选择依据和实际应用等方面的建议，以及模型实现的工具。

参考文献

方杰, 温忠麟. (2023). *中介效应和调节效应模型进阶*. 北京: 教育科学出版社.

何娟, 范雄智, 郝春. (2018). 成对数据的主客体互依模型在 MPLUS 中的实现. *现代预防医学, 45*(3), 390−393.

李育辉, 黄飞. (2010). 成对数据分析之行动者-对象互依性模型(APIM). *心理科学进展, 18*(8), 1321−1328.

刘畅, 伍新春. (2017). 主客体互倚性的成对模式及其检验. *心理发展与教育, 33*(1), 105−112.

刘源, 都弘彦, 方杰, 温忠麟. (2022). 国内追踪数据分析方法研究与模型发展. *心理科学进展, 30*(8), 1734−1746.

罗晓慧, 刘红云. (2024). 密集追踪研究中测验信度的估计: 多层结构和动态特性的视角. *心理科学进展, 32*(4), 700−714.

吴凡, 胡月琴. (2023). 人格动态性: 过程与特质整合视角. *心理科学进展, 31*(7), 1269−1287.

郑舒方, 张沥今, 乔欣宇, 潘俊豪. (2021). 密集追踪数据分析：模型及其应用. *心理科学进展, 29*(11), 1948−1969.

朱旭, 江光荣. (2011). 当事人眼里的工作同盟: 质的分析. *心理学报, 43*(4), 420−431.

Asparouhov, T., Hamaker, E. L., & Muthén, B. (2018). Dynamic structural equation models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 25*(3), 359−388.

Asparouhov, T., & Muthén, B. O. (2016). General random effect latent variable modeling: Random subjects, items, contexts, and parameters. In J. R. Harring, L. M. Stapleton & S. N. Beretvas (Eds.), *Advances in multilevel modeling for educational research* (pp. 163−192). Information Age Publishing.

Asparouhov, T., & Muthén, B. (2020). Comparison of models for the analysis of intensive longitudinal data. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 27*(2), 275−297.

Bolger, N., & Laurenceau, J. P. (2013). *Intensive longitudinal methods: An introduction to diary and experience sampling research*. Guilford Press.

Brinberg, M., Ram, N., Conroy, D. E., Pincus, A. L., & Gerstorf, D. (2022). Dyadic analysis and the reciprocal one-with-many model: Extending the study of interpersonal processes with intensive longitudinal data. *Psychological Methods*, *27*(1), 65−81.

Cook, W. L. (2001). Interpersonal influence in family systems: A social relations model analysis. *Child Development*, *72*(4), 1179−1197.

Cook, W. L., & Kenny, D. A. (2005). The actor−partner interdependence model: A model of bidirectional effects in developmental studies. *International Journal of Behavioral Development, 29*(2), 101−109.

De Clercq, B., Pfoertner, T. K., Elgar, F. J., Hublet, A., & Maes, L. (2014). Social capital and adolescent smoking in schools and communities: A cross-classified multilevel analysis. *Social Science & Medicine*, *119*, 81−87.

Dunn, E. C., Richmond, T. K., Milliren, C. E., & Subramanian, S. V. (2015). Using cross-classified multilevel models to disentangle school and neighborhood effects: An example focusing on smoking behaviors among adolescents in the United States. *Health & Place*, *31*, 224−232.

Gill, P. S., & Swartz, T. B. (2007). Bayesian analysis of dyadic data. *American Journal of Mathematical and Management Sciences, 27*(1-2), 73−92.

Gistelinck, F., & Loeys, T. (2019). The actor−partner interdependence model for longitudinal dyadic data: An implementation in the SEM framework. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, *26*(3), 329−347.

Gistelinck, F., & Loeys, T. (2020). Multilevel autoregressive models for longitudinal dyadic data. *TPM: Testing, Psychometrics Methodology in Applied Psychology*, *27*(3), 433−452.

Hamaker, E. L., Asparouhov, T., Brose, A., Schmiedek, F., & Muthén, B. (2018). At the frontiers of modeling

intensive longitudinal data: Dynamic structural equation models for the affective measurements from the COGITO study. *Multivariate Behavioral Research, 53*(6), 820−841.

Hatcher, R. L., & Gillaspy, J. A. (2006). Development and validation of a revised short version of the Working Alliance Inventory. *Psychotherapy Research*, *16*(1), 12−25.

Iida, M., Savord, A., & Ledermann, T. (2023). Dyadic longitudinal models: A critical review. *Personal Relationships, 30*(2), 356−378.

Kenny, D. A. (1994). *Interpersonal perception: A social relations analysis*. Guilford Press.

Kenny, D. A. (1996). Models of non-independence in dyadic research. *Journal of Social and Personal Relationships, 13*(2), 279−294.

Kenny, D. A., Kashy, D. A., & Cook, W. L. (2006). *Dyadic data analysis*. Guilford Press.

Kenny, D. A., & Winquist, L. (2001). The measurement of interpersonal sensitivity: Consideration of design, components, and unit of analysis. In J. A. Hall & F. J. Bernieri (Eds.), *Interpersonal sensitivity: Theory and measurement* (pp. 265−302). Lawrence Erlbaum Associates.

Laurenceau, J. P., & Bolger, N. (2012). Analyzing diary and intensive longitudinal data from dyads. In M. Mehl & T. S. Conner (Eds.), *Handbook of research methods for studying daily life* (pp. 407−422). Guilford Press.

Ledermann, T., & Kenny, D. A. (2017). Analyzing dyadic data with multilevel modeling versus structural equation modeling: A tale of two methods. *Journal of Family Psychology, 31*(4), 442−452.

LeDoux, J. A., Gorman, C. A., & Woehr, D. J. (2012). The impact of interpersonal perceptions on team processes: A social relations analysis. *Small Group Research*, *43*(3), 356−382.

McNeish, D., & Hamaker, E. L. (2020). A primer on two-level dynamic structural equation models for intensive longitudinal data in Mplus. *Psychological Methods, 25*(5), 610−635.

Nestler, S., Geukes, K., Hutteman, R., & Back, M. D. (2017). Tackling longitudinal round-robin data: A social relations growth model. *Psychometrika*, *82*(4), 1162−1181.

Nestler, S., Lüdtke, O., & Robitzsch, A. (2020). Maximum likelihood estimation of a social relations structural equation model. *Psychometrika, 85*, 870−889.

Nestler, S., Lüdtke, O., & Robitzsch, A. (2022). Analyzing longitudinal social relations model data using the social relations structural equation model. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, *47*(2), 231−260.

Planalp, E. M., Du, H., Braungart-Rieker, J. M., & Wang, L. (2017). Growth curve modeling to studying change: A comparison of approaches using longitudinal dyadic data with distinguishable dyads. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, *24*(1), 129−147.

Savord A., McNeish, D., Iida, M., Quiroz, S., & Ha, T. (2023). Fitting the longitudinal actor-partner interdependence model as a dynamic structural equation model in Mplus. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 30*(2), 296−314.

van Zalk, M. H., & Denissen, J. (2015). Idiosyncratic versus social consensus approaches to personality: Self-view, perceived, and peer-review similarity. *Journal of Personality and Social Psychology, 109*(1)*,* 121−141.

Warner, R. M., Kenny, D. A., & Stoto, M. (1979). A new round robin analysis of variance for social interaction data. *Journal of Personality and Social Psychology, 37*(10)*,* 1742−1757.

Model construction for intensive longitudinal dyadic data analysis

XIAO Yue[1], LIU Hongyun[2], XU Yongze[3]

([1] *Department of Educational Psychology, East China Normal University, Shanghai 200062, China*)

([2] *Beijing Key Laboratory of Applied Experimental Psychology, National Demonstration Center for Experimental Psychology Education (Beijing Normal University), Faculty of Psychology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China*)

([3] *Department of Psychology, Faculty of Arts and Sciences, Beijing Normal University at Zhuhai, Zhuhai 519085, China*)

Abstract: Dyadic studies, in which two persons interacting with each other (called a dyad) are the fundamental unit of analysis, are widely used in psychological studies involving interpersonal phenomena. The integration of such studies with intensive longitudinal designs helps to further investigate the dynamics of both individual behaviors and interpersonal effects during the social interactions. However, there is a lack of appropriate statistical approaches that can adequately answer the dyadic research questions of interest based on the characteristics of intensive longitudinal data. Through simulation and empirical studies, this project will investigate the construction, extension, and applications of appropriate statistical models for intensive longitudinal data of different dyadic designs within the framework of Dynamic Structural Equation Modeling (DSEM). Specifically, the research contents include: (1) constructing two actor-partner DSEMs with different detrending approaches and selecting the better model for intensive longitudinal data from the standard dyadic design; (2) developing an appropriate statistical model for the intensive longitudinal one-with-many data and extending it to more complex data with time trends; (3) developing an appropriate statistical model for the intensive longitudinal round-robin data and extending it to data with time trends; and (4) illustrating the application of the constructed or extended models under three intensive longitudinal dyadic designs. This project will advance the psychological research to gain a deeper and more scientific understanding of changes in individual behaviors and interpersonal effects in the context of social interactions.

Keywords: intensive longitudinal data, dyadic designs, model construction, dynamic structural equation modeling